

Una revisión de los sistemas multi-robot: Desafíos actuales para los operadores y nuevos desarrollos de interfaces

Roldán-Gómez, J.J.^{a,b,*}, de León Rivas, J.^b, García-Aunon, P.^b, Barrientos, A.^b

^a Universidad Autónoma de Madrid (UAM), Francisco Tomás y Valiente, 11, 28049 Madrid, España

^b Centro de Automática y Robótica (UPM-CSIC), José Gutiérrez Abascal, 2, 28006 Madrid, España

To cite this article: Roldán-Gómez, J.J., de León, J., García-Aunon, P., Barrientos, A. 2020. A review on multi-robot systems: Current challenges for operators and new developments of interfaces. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial 17, 294-305. <https://doi.org/10.4995/riai.2020.13100>

Resumen

Los sistemas multi-robot están experimentando un gran desarrollo en los últimos tiempos, ya que mejoran el rendimiento de las misiones actuales y permiten realizar nuevos tipos de misiones. Este artículo analiza el estado del arte de los sistemas multi-robot, abordando un conjunto de temas relevantes: misiones, flotas, operadores, interacción humano-sistema e interfaces. La revisión se centra en los retos relacionados con factores humanos como la carga de trabajo o la conciencia de la situación, así como en las propuestas de interfaces adaptativas e inmersivas para solucionarlos.

Palabras clave: Robótica, robots, operadores, interfaces, interacción humano-máquina.

A review on multi-robot systems: Current challenges for operators and new developments of interfaces

Abstract

Multi-robot systems are experiencing great development in recent times, since they are improving the performance of current missions and allowing new types of missions. This article analyzes the state of the art of multi-robot systems, addressing a set of relevant topics: missions, fleets, operators, human-system interaction and interfaces. The review focuses on the challenges related to human factors such as workload and situational awareness, as well as the proposals of adaptive and immersive interfaces to solve them.

Keywords: Robotics, robots, operators, interfaces, man-machine interaction.

1. Introducción

En los últimos años, los sistemas multi-robot (SMR) se han hecho populares y su utilización se ha extendido a múltiples escenarios. Este éxito de los SMR se debe a que mejoran las capacidades de los robots individuales y en muchos casos no suponen un sobrecoste significativo. Por esta razón, estos sistemas se están utilizando tanto para mejorar el rendimiento de las misiones conocidas como para hacer posibles nuevos tipos de misiones. Una pregunta que cabe preguntarse es “¿por qué utilizar un sistema multi-robot en lugar de un robot individual?” He aquí algunas razones (Roldán et al., 2019A):

- Eficacia: Una flota de robots es más eficaz que un robot individual, ya que dispone de más recursos para realizar las mismas tareas. Un buen ejemplo es la

vigilancia de un área extensa, que puede dividirse en áreas más pequeñas y asignarse cada una de ellas a un robot.

- Eficiencia: Un equipo de robots es más eficiente que sus propios miembros, dado que puede optimizar la asignación de las tareas a los robots. Siguiendo con el ejemplo, los robots aéreos pueden explorar el área para localizar objetivos rápidamente, mientras que los terrestres pueden reconocer estos objetivos para obtener una información más detallada.
- Flexibilidad: De la misma forma, un equipo de robots es más flexible que sus propios miembros, ya que se puede adaptar a diferentes escenarios sólo cambiando la asignación de las tareas a los robots.
- Tolerancia a fallos: Una flota de robots es más robusta ante los fallos que un robot individual, ya que una

*Autor para correspondencia: juan.roldan@uam.es

avería en un robot no implica necesariamente el fracaso de la misión.

- **Diversidad:** Los equipos de robots heterogéneos pueden aplicarse en escenarios con múltiples dominios (tierra, mar y aire), mientras que la mayoría de los robots están diseñados para trabajar en un único dominio.

Sin embargo, los SMR también plantean una serie de retos relacionados con su despliegue, seguimiento, control y recogida. Por un lado, la dificultad para transportar estos sistemas entre base y escenario, arrancarlos y detenerlos es mayor que con los robots individuales. Por el otro, los operadores tienen que superar una serie de problemas para controlar estos sistemas y realizar las misiones con éxito.

Este artículo analiza el estado del arte de los SMR, abordando los temas relevantes adelantados por la Figura 1: misiones, flotas, operadores, interacción humano-sistema e interfaces. El resto del artículo está organizado de la siguiente manera:

- **Misiones:** La Sección 2 estudia un conjunto completo de misiones multi-robot de la literatura reciente, teniendo en cuenta sus requisitos y características, así como su planificación y seguimiento.
- **Flotas:** La Sección 3 aborda el diseño de las flotas utilizadas en dichas misiones, incluyendo equipos

homogéneos y heterogéneos, enjambres y colaboración entre humanos y robots.

- **Operadores:** La Sección 4 recopila los problemas de factores humanos en las misiones multi-robot, abordando temas como la carga de trabajo, la conciencia de la situación, etc.
- **Interacción humano-sistema:** La Sección 5 resume la literatura sobre la interacción entre los operadores y los sistemas multi-robot, incidiendo en las arquitecturas de control, las escalas de automatización y los métodos de comando.
- **Interfaces:** La Sección 6 analiza las interfaces propuestas en la literatura, incluyendo no sólo los diseños de interfaces convencionales, sino también los desarrollos de interfaces alternativas (multimodales, adaptativas e inmersivas).

2. Misiones

Una revisión de la literatura reciente ha proporcionado las misiones multi-robot recopiladas en la Tabla 1. Esta tabla contiene información sobre los objetivos, los robots y operadores de estas misiones. Las misiones han sido seleccionadas de manera que abarcan una gran variedad de aplicaciones (agricultura, medio ambiente, seguridad, misiones humanitarias...), escenarios (ciudad, campo, costa y

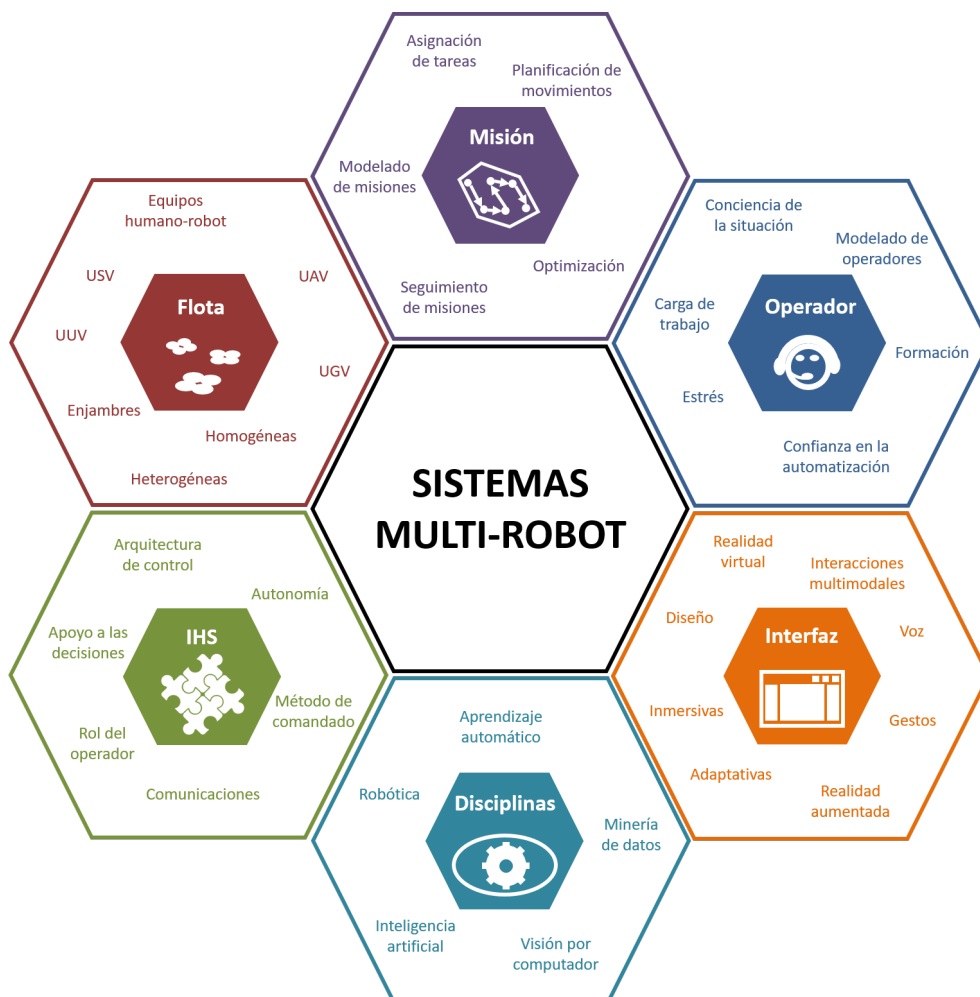


Figura 1: Nube de temas relacionados con los sistemas multi-robot.

mar) y objetivos (exploración, vigilancia, mapeo, intervención...). Por otra parte, estas misiones emplean robots terrestres (RT), aéreos (RA), marinos (RM), submarinos (RS) y manipuladores (Man), así como varias combinaciones de

ellos para adaptarse a los diferentes escenarios y objetivos. Por último, algunas misiones son dirigidas por un solo operador, otras implican a varios operadores y otras no proporcionan esta información.

Tabla 1: Conjunto de misiones multi-robot relevantes obtenidas de la literatura reciente.

Referencia	Objetivo	Robots	Operadores
(Tully et al., 2010)	Cobertura de área	3 RT	-
(Janchiv et al., 2011)	Cobertura de área	2 RT	-
(Lindemuth et al., 2011)	Vigilancia e inspección	1 RM y 1 RA	N
(Valente et al., 2011)	Monitorización ambiental	N RA	1
(Tsokas et al., 2012)	Seguimiento de personas	3 RT	-
(Cantelli et al., 2013)	Búsqueda para desminado	1 RT y 1 RA	1
(De Cubber et al., 2013)	Búsqueda y rescate	1RT, 1 RM y 1 RA	N
(Garzón et al., 2013)	Exploración	1 RT y 1 RA	-
(Garzón et al., 2016)	Cobertura de área	3 RT	1
(Kapoutsis et al., 2016)	Mapeo submarino	2 RS	N
(Kruijff et al., 2015)	Búsqueda y rescate	N RT y N RA	N
(Gregory et al., 2016)	Mapeo y navegación	2 RT	1
(Nestmeyer et al., 2017)	Exploración urbana	6 RA	1
(Lesire et al., 2016)	Vigilancia costera	1 RA y 1 RS	6
(Roldán et al., 2016A)	Monitorización ambiental	1 RT y 1 RA	-
(Sampedro et al., 2016)	Vigilancia y exploración	6 RA	1
(Roldán et al., 2018A)	Vigilancia de incendios	2 RA	1
(Roldán et al., 2019B)	Intervención en desastre	2 RA y 1 RT-Man	1

La planificación de misiones multi-robot es un problema bastante estudiado que a su vez consta de varios problemas: el diseño de las flotas, la selección de los robots, el desarrollo de las comunicaciones, el establecimiento de estrategias de coordinación, la planificación de tareas y la planificación de movimientos (Yan et al., 2013).

La planificación de tareas se puede descomponer en dos problemas (Yan et al., 2013): descomposición en tareas, que consiste en la división de la misión en tareas que pueden ser realizadas por un robot, y reparto de tareas, que consiste en la asignación de estas tareas a los robots buscando optimizar la misión. Este último problema es muy relevante en la literatura (Mosteo et al., 2010; Jia et al., 2013; Jiang, 2016; Khamis et al., 2015) y merece un análisis más en profundidad.

El problema básico considera un conjunto de tareas (T), un conjunto de robots (R) y un conjunto de utilidades de los robots para ejecutar esas tareas (U). El objetivo es encontrar una asignación de tareas a los robots que maximice la utilidad total de la flota. Este problema se puede adaptar a los escenarios reales añadiendo criterios de optimización (tiempo de la misión, distancia cubierta, consumo de los robots...) o restricciones a la solución (restricciones espaciales y temporales de las tareas, modelos cinemáticos y dinámicos de los robots...) (Ramirez-Atencia et al., 2015).

Hay dos tipos de algoritmos para resolver este problema: centralizados y distribuidos. Los algoritmos centralizados requieren una estación base o un agente coordinador para ser ejecutados. A su vez, estos algoritmos se pueden dividir entre deterministas, que exploran todas las soluciones hasta encontrar la óptima, como la búsqueda en grafos (Johannsmeier et al., 2016), y estocásticos, que integran factores aleatorios para buscar las mejores soluciones, como los algoritmos genéticos (Ramirez-Atencia et al., 2017). Los algoritmos distribuidos son ejecutados por todos los agentes y pueden basarse en sistemas de mercado (Schneider et al.,

2015), teoría de juegos (Roldán et al., 2018B) o sistemas basados en agentes (Brutschy et al., 2014).

Por otra parte, la planificación de movimientos se encarga de generar trayectorias libres de colisión para los robots desde sus orígenes hasta sus destinos. En los sistemas multi-robot, estas trayectorias han de evitar tanto los obstáculos presentes en el escenario como las trayectorias de los otros robots. La literatura contiene varios estudios centrados en robots y escenarios particulares (Goerzen et al., 2009; Galceran et al., 2013; Yang et al., 2016A).

Entre los algoritmos utilizados para resolver este problema destacan los métodos basados en descomposición en celdas (Abbadi et al., 2015), los algoritmos de campos potenciales (Di et al., 2015), los métodos basados en muestreo como el Probabilistic Road-Map (PRM) (Clark, 2005) o el Rapidly-exploring Random Trees (RRT) (Kothari et al., 2009), las redes neuronales (Dezfoulan et al., 2013), los algoritmos genéticos (Olewi et al., 2014), los métodos basados en lógica borrosa (Chang et al., 2013) y la optimización por enjambre de partículas (Zhang et al., 2013).

3. Flotas

En la Sección 2 se han estudiado un conjunto de misiones multi-robot de la literatura reciente. En estas misiones se aplican diferentes configuraciones de flotas y morfologías de robots para adaptarse a diferentes escenarios. Estas flotas se pueden clasificar atendiendo a varios criterios (Garzón et al., 2017):

- Según su tamaño, se distingue entre robots individuales, sistemas de dos robots, sistemas multi-robot (donde cada robot realiza una o varias tareas sin necesidad de coordinarse con los demás) y enjambres (donde cada robot ejecuta unos comportamientos y sus interacciones permiten el cumplimiento de las tareas).

- Según su forma, se distingue entre sistemas idénticos (donde todos los miembros tienen igual morfología y capacidades), flotas homogéneas (donde todos los miembros tienen igual morfología, pero diferentes capacidades) y flotas heterogéneas (donde los robots tienen diferentes morfologías y capacidades).
- Según su control, se distingue entre sistemas centralizados (cuando un agente toma las decisiones por los demás), distribuidos (cuando todos los agentes toman sus propias decisiones) e híbridos (cuando unos agentes toman decisiones y otros no).

Los robots móviles que componen estas flotas se clasifican según el dominio en el que actúan en robots terrestres (con ruedas, patas u orugas), aéreos (con ala fija o rotativa), marinos y submarinos. Además, estos robots pueden estar equipados con uno o varios manipuladores para tener la capacidad de interactuar con su entorno. Una clasificación más completa de este tipo de robots se puede encontrar en (Martín-Barrio et al., 2018).

4. Operadores

Los factores humanos son un reto activo en el mundo de la robótica y cada vez tienen más importancia en el desarrollo de las misiones multi-robot. En estas misiones, los operadores tienen que afrontar una serie de problemas como la carga de trabajo, la conciencia de la situación o el estrés, que pueden afectar a su rendimiento e incluso dar lugar a accidentes.

4.1. Carga de trabajo

La carga de trabajo se define como la unión de la cantidad de trabajo, el tiempo de trabajo y la experiencia subjetiva del operador (Lysaght, 1989).

Esta variable se suele descomponer en otras seis (Hart et al., 1988): exigencia mental (actividad mental y perceptual requerida por las tareas), exigencia física (actividad física requerida por las tareas), exigencia temporal (presión por el ritmo de las tareas), rendimiento (éxito al realizar las tareas), esfuerzo (cantidad de trabajo mental y físico necesario para rendir adecuadamente) y frustración (nivel de estrés o relajación producido por las tareas).

La carga de trabajo de los operadores crece con el número de robots que deben controlar (Cummings et al., 2007), un hecho lógico teniendo en cuenta la naturaleza multitarea de las misiones multi-robot (Dixon et al., 2005). Los operadores tienen que recibir los datos de la misión, entender la situación, tomar decisiones y mandar comandos a los robots (Donmez et al., 2010).

Hay varias maneras de estimar la carga de trabajo de un operador en una misión (Lysaght, 1989), incluyendo métodos subjetivos (encuestas a los operadores) y objetivos (análisis de acciones y señales fisiológicas). Por un lado, el método más utilizado a lo largo de la historia es el NASA Task Load Index (NASA-TLX) (Hart, 2006), un cuestionario donde los operadores evalúan su carga de trabajo respondiendo a una serie de preguntas. Por el otro, la mayoría de los trabajos recientes proponen el uso de señales fisiológicas, como la espectroscopía infrarroja cercana (Ayaz et al., 2012), el electroencefalograma (Schultze-Kraft, 2016) o la variabilidad de la frecuencia cardíaca (Jasper et al., 2016).

4.2. Conciencia de la situación

La conciencia de la situación abarca la percepción de los elementos del entorno en un volumen temporal y espacial, la comprensión de su significado y la proyección de su estado en el futuro cercano (Endsley, 1988A).

En las misiones robóticas puede haber cinco tipos de conciencia: humano-humano, humano-robot, robot-humano, robot-robot y humano-misión (Drury et al., 2003). La conciencia humano-robot incluye factores como las localizaciones, los estados o las tareas de los agentes (Drury et al., 2006A).

La conciencia de la situación puede empeorar cuando la carga de trabajo es alta, ya que el operador puede carecer de recursos para entender el contexto de la misión, pero también cuando la carga de trabajo es baja, ya que la falta de tareas puede causarle aburrimiento y decaer su atención (Cummings et al., 2008). Lo mismo sucede con el nivel de autonomía de la flota: un incremento hasta un cierto nivel puede ser favorable, pero otro más allá del mismo puede ser perjudicial (Endsley, 1988B). Las consecuencias de una falta de conciencia de la situación pueden variar desde pequeños errores que reduzcan el rendimiento de la misión hasta errores críticos que causen accidentes (Drury et al., 2006A).

El método más común para estimar la conciencia de la situación de un operador es el cuestionario Situational Awareness Global Assessment Technique (SAGAT) (Endsley, 1988B). Este método consiste en detener la misión y plantear una serie de preguntas al operador, permitiendo comparar la situación real de la misión con la percibida por el mismo y así evaluar objetivamente su conciencia de la situación. Otras técnicas relacionan la conciencia de la situación con el rendimiento de las acciones en ciertas situaciones (Endsley et al., 2000).

4.3. Otras variables

Además de la carga de trabajo y la conciencia de la situación, existen otras variables relevantes relacionadas con los operadores, como el estrés o el entrenamiento.

En el caso del estrés, los operadores deben evitar niveles demasiado altos, ya que pueden generar situaciones de ansiedad que les hagan cometer errores, pero también niveles demasiado bajos, ya que pueden generar situaciones de aburrimiento y falta de atención en la misión (Cummings et al., 2013).

El estrés de un operador es fácilmente detectable a partir de respuestas fisiológicas como la variabilidad de la frecuencia cardíaca (McDuff et al., 2014), la respuesta galvánica de la piel (Kurniawan et al., 2013), el electroencefalograma (Kirchner et al., 2016), el tamaño de la pupila (Pedrotti et al., 2014) o el lenguaje corporal y el tono de la voz (Hong, 2016).

En el caso del entrenamiento, dos factores son especialmente importantes para el éxito de las misiones. En primer lugar, el desarrollo de plataformas que permitan a los operadores entrenar las misiones sin necesidad de usar los equipos o trabajar en los escenarios reales (Shimmizu et al., 2013). Y en segundo lugar, el estudio de los operadores durante el entrenamiento empleando minería de datos para decidir las tareas que deben ensayar y conocer cuando están preparados (Rodríguez-Fernández et al., 2015).

5. Interacción Humano-Sistema

La interacción humano-sistema es una disciplina que aborda el estudio, diseño, desarrollo y validación de los sistemas robóticos que trabajan con humanos. Este término no sólo abarca las interacciones de los humanos con los robots, sino también con las flotas y las interfaces.

Hay varios tipos de interacción humano-sistema (Goodrich et al., 2007):

- Según la localización de ambos agentes, ésta puede ser remota (si están separados espacial o temporalmente) o cercana (si están en el mismo lugar y tiempo).
- Según la naturaleza de las tareas, ésta se puede clasificar en operación (el operador controla directamente los robots), supervisión (el operador vigila las acciones de los robots) o colaboración (cada uno asume sus propias funciones).

Algunos conceptos importantes en el campo de la interacción humano-sistema son descritos en las próximas secciones: arquitectura de control, nivel de autonomía, rol del operador, método de comandado y confianza en la automatización.

5.1. Arquitectura de control

Las arquitecturas de control definen las funciones del operador y los robots, así como las comunicaciones y las interacciones entre ellos durante las misiones. Hay tres posibles esquemas (Roldán et al., 2016B):

- Arquitecturas centralizadas: Las funciones de recepción de datos, toma de decisiones, planificación de misiones, reparto de tareas, planificación de movimientos, control de sensores y actuadores y envío de comandos son realizadas en la estación base, mientras que los robots sólo ejecutan movimientos y acciones y recogen datos del escenario. Estas arquitecturas son fáciles de diseñar, implementar y controlar, pero pueden tener problemas de escalabilidad en sistemas multi-robot debidos a la sobrecarga de la estación base (Khaleghi et al., 2014).
- Arquitecturas distribuidas: Las funciones de recogida y análisis de datos, toma de decisiones, reparto de tareas, planificación de movimientos y control de sensores y actuadores son realizadas por los robots, mientras que la estación base sólo recibe la información de la misión y permite enviar comandos a los robots. Estas arquitecturas son eficientes por su modularidad y adaptabilidad a escenarios complejos, pero requieren una coordinación fuerte entre los agentes y tienen gran dependencia de las comunicaciones (Lang et al., 2014).
- Arquitecturas híbridas: Estos esquemas surgen como un compromiso entre los centralizados y distribuidos. La idea es repartir funciones entre la estación base y los robots para adaptarse a misiones, escenarios, flotas y operadores particulares. La mayoría de las propuestas para el control de sistemas multi-robot siguen esquemas híbridos (Yang et al., 2016A; Matellán et al., 2001; Teichteil et al., 2007; Marino et al., 2013).

Además, estas arquitecturas suelen estructurarse en capas que pueden encontrarse en la estación base o los robots. Normalmente, las capas de alto nivel son deliberativas y se encargan de la planificación de la misión, mientras que las

capas de bajo nivel son reactivas y se ocupan del control de los robots.

5.2. Nivel de autonomía

El concepto de autonomía se refiere a la capacidad de los sistemas de llevar a cabo las tareas sin el control de los operadores (Beer et al., 2014). A lo largo de la historia varios autores han definido escalas de autonomía. A continuación, se explican las cuatro más importantes:

- La primera escala de autonomía desarrollada por (Sheridan et al., 1978) establecía diez niveles de autonomía: (1) el humano propone las opciones, selecciona la acción y la pone en marcha; (2) el computador propone las opciones y el humano selecciona la acción y la pone en marcha; (3) el computador sugiere una de las opciones y el humano selecciona la acción y la pone en marcha; (4) el computador selecciona la acción y el humano puede aceptarla o rechazarla; (5) el computador selecciona la acción y la lanza si el humano la aprueba (gestión por consentimiento); (6) el computador selecciona la acción y la lanza si el humano no la rechaza (gestión por excepción); (7) el computador realiza la acción e informa al humano; (8) el computador realiza la acción e informa al humano si éste lo requiere; (9) el computador realiza la acción y decide si informar al humano; y (10) el computador realiza la acción y no informa al humano.
- La propuesta de (Endsley, 1999) mantuvo diez niveles de autonomía, pero les asignó otros significados: (1) control manual; (2) soporte a las acciones; (3) procesamiento por lotes; (4) control compartido; (5) soporte a las decisiones; (6) toma de decisiones combinada; (7) sistema rígido; (8) toma de decisiones automática; (9) control por supervisión; y (10) automatización completa.
- La propuesta de (Cummings et al., 2007) simplificó la escala a seis niveles: (1) el humano toma todas las decisiones; (2) la computadora ofrece todas las posibles decisiones; (3) la computadora ofrece una selección de decisiones; (4) la computadora sugiere una opción y la ejecuta si el humano acepta (gestión por consentimiento); (5) la computadora sugiere una opción y la ejecuta si el operador no la rechaza (gestión por excepción); y (6) la computadora toma todas las decisiones.
- Otros trabajos como (Ruff et al. 2002; Olson et al., 2000) solamente consideran cuatro niveles: (1) control manual; (2) gestión por consentimiento; (3) gestión por excepción; y (4) control automático. En concreto, (Ruff et al., 2002) comparan estos niveles en misiones con un operador y varios drones, revelando que la gestión por consentimiento proporciona los mejores resultados de rendimiento de la misión, pero la gestión por excepción reduce la carga de trabajo cuando el número de drones es grande. Por su parte, (Olson et al., 2000) muestran la preferencia de los operadores por la gestión por consentimiento sobre niveles de autonomía más altos.

Habitualmente, los investigadores suelen seleccionar un nivel de autonomía para el sistema multi-robot durante toda la misión. Sin embargo, (Parasuraman et al., 2000) proponen

emplear un nivel de autonomía diferente según la función, distinguiendo entre la adquisición de datos, el análisis de la información, la toma de decisiones y la ejecución de las acciones. De esta manera, el operador puede implicarse en aquellas tareas en las que su rendimiento es superior y delegar al sistema aquellas tareas en las que su contribución no es necesaria.

5.3. Otras variables

Otras variables de la interacción humano-sistema que se deben tener en cuenta son el rol del operador, el método de comando y la confianza en la automatización.

El rol del operador depende en gran medida del nivel de automatización. En los niveles de autonomía más bajos los operadores tienen que controlar directamente los movimientos de los robots; mientras que en los más altos sólo tienen que supervisar el desarrollo de la misión. Sin embargo, estos roles pueden variar dentro de un mismo nivel de autonomía.

En la actualidad, las misiones con drones requieren al menos dos operadores por cada vehículo para controlar su vuelo y carga de pago (Drury et al., 2006A), además de otros roles como el comandante de la misión, los analistas o los operarios encargados del mantenimiento de los vehículos, las estaciones y las comunicaciones (McCarley et al., 2005; Hobbs et al., 2014). Esquemas similares se pueden encontrar en misiones con flotas heterogéneas compuestas por robots aéreos y terrestres (Murphy, 2004).

Sin embargo, la tendencia a futuro es que menos operadores sean capaces de controlar más robots (De Greeff et al., 2015). Para ello, algunos trabajos proponen cinco roles para los operadores (Scholtz, 2003): operador (controla directamente los robots), compañero (colabora de igual a igual con ellos para realizar las tareas), supervisor (monitoriza la misión e interviene cuando es necesario), espectador (monitoriza la misión sin intervenir en ella) y mecánico (hace ajustes físicos en los robots). Por su parte, otros trabajos proponen roles específicos para el control por supervisión (Sheridan, 2002): planificar la misión, enseñar a los robots a realizar las tareas, monitorizar la misión, intervenir para corregir los errores y aprender de los resultados.

Cuando la autonomía de los sistemas es alta y el operador asume un rol de supervisión, no es necesario un método para comandar los robots. En su lugar, el operador planifica la misión, los robots siguen el plan y, en caso de necesidad, los operadores pueden replanificar la misión. Sin embargo, cuando la autonomía de los sistemas es baja y el operador asume un rol de control, la elección de un método de comando adecuado es importante para el rendimiento de la misión y la carga de trabajo del operador (Roldán et al., 2018).

Estos métodos de comando se pueden clasificar en tres categorías según su nivel de autonomía (Roldán et al., 2016C): control directo, comandos de acciones y comandos de tareas. El control directo consiste en utilizar un dispositivo (mando, joystick, teclado o ratón) para controlar los movimientos de los robots (velocidades de translación y rotación). Los comandos de acciones son órdenes para los robots y sus cargas de pago. En el caso de los primeros suelen ser puntos de ruta compuestos por posición, orientación, tiempo y velocidad, mientras que en el caso de las segundas pueden ser operaciones como hacer una foto, grabar un vídeo, tomar una medida, coger o dejar un objeto. Por último, los comandos de tareas definen

las secuencias de acciones que deben realizar los robots y sus cargas de pago. Por ejemplo, un comando de vigilancia definirá el robot que debe hacer esta tarea, el área donde se debe llevar a cabo, los objetivos que se deben considerar, etc.

Un último asunto sobre la interacción humano-sistema es la confianza del operador en la automatización (Parasuraman et al., 2000). Por un lado, si el operador desconfía de la automatización puede que rechace su ayuda, incrementando su carga de trabajo y reduciendo su rendimiento en la misión. Por otra parte, si el operador confía en exceso en la automatización puede que deje de prestar atención a la misión y no detecte los errores de la automatización (Yang et al., 2016B).

6. Interfaces

En las secciones anteriores se han estudiado los agentes implicados en las misiones multi-robot y las interacciones entre ellos, revelando algunos retos de factores humanos relacionados con la carga de trabajo o la conciencia de la situación. Aunque hay propuestas para abordarlos desde el lado de los robots, como el control bilateral transparente (Slawinski et al., 2011) o los métodos para evitar colisiones (García et al. 2018), esta sección se centra en las interfaces, que son el elemento fundamental en el lado de los robots.

La Tabla 2 recopila un conjunto de interfaces de robots propuestas en la literatura reciente. Estas interfaces permiten a uno o varios operadores el control de uno o varios robots terrestres (RT), aéreos (RA), marinos (RM), submarinos (RS) y manipuladores (Man). En algunos casos las pruebas se realizaron simulando los sistemas multi-robot (Sim), mientras que en otros se emplearon plataformas robóticas reales (Real). Algunas de las interfaces propuestas son convencionales, es decir, muestran la información de la misión en pantallas y permiten el envío de comandos mediante teclados y ratones. Sin embargo, la mayoría integran interacciones multimodales, tecnologías inmersivas o algoritmos adaptativos para facilitar el trabajo de los operadores. En los siguientes apartados se describen con más detalle estos recursos que se están desarrollando en las nuevas interfaces.

6.1. Interacciones multimodales

Las interacciones multimodales permiten a los operadores recibir información y enviar comandos de varios modos al mismo tiempo: visuales, auditivos y táctiles (Bourguet, 2013). Estas interacciones ofrecen soluciones a algunos de los problemas de la teleoperación: la limitación del campo de visión, la dificultad para percibir la orientación, los problemas para percibir la profundidad, la complejidad de gestionar varias cámaras con diferentes puntos de vista, el retardo en las comunicaciones, la degradación de la calidad de los vídeos y la falta de precisión en los movimientos (Chen et al., 2011).

Las propuestas de transmisión de información empleando interacciones multimodales son diversas. La combinación de recursos visuales y auditivos para transmitir la información espacial produce una mejora de la conciencia de la situación de los operadores (Simpson et al., 2013). Algunas interfaces visuales integran recursos hápticos para transmitir rápidamente las alertas sobre las localizaciones y velocidades de los robots (Scheggi et al., 2014). Un último estudio muestra que las realimentaciones visuales, auditivas y hápticas mejoran significativamente la percepción espacial de los operadores,

pero no tienen un efecto claro en el rendimiento de la teleoperación.

Las interacciones multimodales ofrecen aún más posibilidades para los comandos que para la información. La fusión de voz, tacto y gestos hace que las interacciones entre

los operadores y los robots sean más fáciles, rápidas y naturales (Monajjemi et al., 2014). Los comandos de voz se han aplicado satisfactoriamente en misiones multi-robot (Kavitha et al., 2015), al igual que los comandos por gestos, usando tanto las manos (Mantecón et al., 2014) como la cara (Nagi et al., 2014).

Tabla 2: Conjunto de interfaces de robots propuestas en la literatura reciente.

Referencia	Robots	Operadores	Interfaz
(Menda et al., 2011)	1 RA (Sim)	1	Inmersiva
(Haas et al., 2011)	40 RA (Sim)	1	Multimodal
(Kolling et al., 2012)	200 RT (Sim)	1	Convencional
(Flushing et al., 2012)	250 RA (Sim)	N	Adaptativa
(Cummings et al., 2013)	4 RA (Sim)	1	Convencional
(Frische et al., 2013)	3 RA (Sim)	1	Adaptativa
(Fuchs et al., 2014)	4 RA (Sim)	1	Convencional
(Martins et al., 2015)	1 RT (Real)	1	Inmersiva
(Ruiz et al., 2015)	3 RA (Sim)	1	Inmersiva
(García et al., 2015)	1 RS (Sim)	1	Multimodal + Inmersiva
(Peppoloni et al., 2015)	1 RM (Real)	1	Multimodal + Inmersiva
(Hagiwara, 2015)	1 RT-Man (Sim)	1	Multimodal + Inmersiva
(Soares et al., 2015)	1 RT-Man (Real)	1	Inmersiva
(Recchiuto et al., 2016)	10 RA (Sim)	1	Inmersiva
(Moore et al., 2016)	2 RT y 1 RA (Real)	1	Convencional
(Yew et al., 2017)	1 RM (Real)	1	Inmersiva
(Ruano et al., 2017)	1 RA (Sim)	1	Inmersiva
(Almeida et al., 2017)	1 RT (Real)	1	Multimodal + Inmersiva
(Roldán et al., 2017)	2 RA (Real)	1	Mult. + Inmer. + Adap.
(Rosen et al., 2018)	1 RT-Man (Real)	1	Inmersiva
(Román-Ibáñez et al., 2018)	1 RM (Real)	1	Inmersiva
(Roldán et al., 2019B)	2 RA y 1 RT-Man (Real)	1	Mult. + Inmer. + Adap.

6.2. Tecnologías inmersivas

Las tecnologías inmersivas permiten la recreación de escenarios virtuales y la introducción de los usuarios en ellos mediante imagen, sonido, tacto... Hay tres tecnologías inmersivas principales: realidad virtual (RV), realidad aumentada (RA) y realidad mixta (RM); aunque hay autores que consideran las dos últimas en una misma categoría.

- La realidad virtual genera entornos artificiales que pueden estar basados en escenarios reales o imaginarios. En el caso de las misiones multi-robot, esta tecnología permite recrear los escenarios a partir de la información conocida antes de la misión o de los datos proporcionados por los robots durante la misma. La realidad virtual puede usar imágenes, sonidos y tacto para simular la presencia de los operadores en los escenarios y proporcionarles herramientas para monitorizar la misión y comandar los robots. En trabajos anteriores se ha demostrado que las interfaces multi-robot con realidad virtual mejoran la conciencia de la situación y la carga de trabajo de los operadores (Roldán et al., 2017), así como su rendimiento en misiones con diferentes escenarios, robots y tareas (Roldán et al., 2019B).
- La realidad aumentada enriquece la vista directa o indirecta de un entorno real con información virtual relacionada con los elementos del mismo. En el caso que nos ocupa, esta tecnología permite transmitir cómodamente información a los operadores tanto

añadiéndola directamente a su visión del escenario como imprimiéndola sobre los vídeos retransmitidos por los robots. Esta información puede incluir mapas variados, elevación del terreno, rutas de los robots, localizaciones de los objetivos, obstáculos y amenazas y otros muchos datos (Chen et al., 2007). Varios experimentos demuestran el potencial de la realidad aumentada comparando el rendimiento de los operadores con un vídeo aumentado y con un vídeo convencional (Drury et al., 2006B).

- La realidad mixta es una combinación de las realidades aumentada y virtual, ya que crea nuevos escenarios que integran objetos reales y virtuales, permitiendo a los usuarios interactuar con ambos tipos de objetos. Algunos trabajos proponen esta tecnología para la programación de robots en entornos industriales (Foit, 2014).

La aplicación de una u otra de estas tecnologías inmersivas depende del escenario de la misión (Roldán et al., 2019A). Cuando el escenario es remoto (misiones espaciales), extenso (campos abiertos) o peligroso (áreas de desastre), la mejor opción es la realidad virtual, dado que la presencia de los operadores en el escenario real y su interacción con sus elementos no es ventajosa, al contrario que la reproducción virtual de estos escenarios y la posibilidad de desplazarse ágilmente por ellos. La RV también domina a las demás tecnologías con sistemas muchos robots porque construye una visión objetiva del escenario en vez de emplear las visiones subjetivas de los robots. Por otra parte, cuando el escenario es cercano y pequeño (por ejemplo, un escenario interior con

habitaciones y pasillos), la realidad aumentada es la mejor opción, ya que la vista directa del escenario es más natural, rápida y precisa que una reproducción virtual del mismo. Como es lógico, la RA también se impone a la RV cuando la misión es muy compleja (aplicaciones industriales) o cuando humanos y robots deben interactuar para realizar las tareas (robótica social). Por último, la realidad mixta comparte escenarios de aplicación con la aumentada, siendo más útil cuando la colaboración entre humanos y robots es necesaria.

En la actualidad hay una gran oferta de dispositivos en el mercado para reproducir las RV, RA y RM. En el caso de la RV existen dos tipos de cascos: los que cuentan con su propio sistema de visualización y los que dependen de la integración de un dispositivo móvil. A día de hoy, los dos dispositivos más comunes para el desarrollo de aplicaciones robóticas son los cascos HTC Vive (Roldán et al., 2017) y Oculus Rift (Ruiz et al., 2015), que cuentan con un sistema de localización que da la posición y orientación de la cabeza, unas gafas que muestran imágenes para recrear el mundo virtual y unos mandos para interactuar con sus elementos. En el caso de la RA y RM, el dispositivo más común son las gafas Microsoft HoloLens (Martín-Barrio et al., 2019), que pueden imprimir información en tiempo real sobre la vista del operador, así como reconocer sus manos para detectar gestos.

6.3. Algoritmos adaptativos

Otra estrategia para combatir los problemas de factores humanos en las misiones multi-robot es transferir ciertas funciones de los operadores a los sistemas. De esta manera, los operadores tienen una menor carga de trabajo, disponen de más recursos para realizar sus tareas y pueden adquirir una mejor conciencia de la situación. Las funciones transferidas pueden ser el descubrimiento de la información relevante de la misión a partir los datos proporcionados por los robots, el análisis de la situación de la misión y el estado de los agentes implicados en ella, el planteamiento de las posibles acciones y la selección de la más apropiada o la evaluación de los resultados de las diferentes tareas.

El caso más estudiado es la adaptación de la información mostrada por la interfaz al estado de la misión y las preferencias del operador. Para ello se proponen obtener modelos de las misiones y los operadores, que se puedan usar para saber qué información es más valiosa en cada momento. En el caso de las misiones, las disciplinas como la minería de procesos permiten modelar automáticamente las misiones a partir de los eventos generados por las mismas (Roldán et al., 2018A). Los modelos obtenidos pueden servir para seguir el estado de la misión (redes de Petri) o para predecir su evolución futura (árboles de decisión). Por su parte, el modelado de los operadores teniendo en cuenta las misiones pasadas hace posible la predicción de sus preferencias en las misiones futuras (Roldán et al., 2019C). Cuando un operador es frecuente, el sistema dispone de suficiente información y las predicciones son más sencillas. Sin embargo, cuando un operador no es frecuente, el sistema debe clasificarlo y usar datos de operadores similares para realizar estas predicciones. Por último, los modelos de aprendizaje automático como las redes neuronales pueden aprender a hacer evaluaciones de la misión como las haría un humano (Roldán et al., 2017). Basta con proporcionarles como entradas todos los datos producidos

por la misión y como salidas deseadas las evaluaciones realizadas por uno o varios operadores.

6.4. Diseño de interfaces

La intención de esta sección es recopilar algunas directrices para el diseño de interfaces. Al tratarse de un tema muy extenso y colateral en este artículo, para mayor profundidad se recomienda consultar otros artículos. Una revisión sobre las estaciones de tierra para drones se puede consultar en (Arnold, 2016), donde se analizan las estaciones fijas, móviles y portables desde los puntos de vista del hardware, software y comunicaciones. Otra revisión más centrada en las interfaces y, sobre todo, aquellas dirigidas al control por supervisión de SMR, se puede leer en (Chen et al., 2011). En esta publicación se analizan las interacciones multimodales, los sistemas de planificación, las herramientas de visualización, la gestión de la atención, la adaptación de la automatización y los sistemas inteligentes. Una última revisión sobre las interfaces para drones se puede consultar en (Hocraffer et al., 2017), donde se incide en la reducción del volumen de información, la adaptación a las preferencias del usuario en cuanto a observación y control o el uso de realimentación multimodal para preservar la conciencia de la situación.

Una buena interfaz tiene que resistir las condiciones del escenario en el que se desarrolla la misión, como el tiempo meteorológico o las condiciones de luz (Larochelle et al., 2011). Además, hay una serie de informaciones que deben aparecer en un lugar fijo, como las posiciones, los estados y las mediciones de los robots (Scholtz et al., 2004). El resto de la información debe seleccionarse en función del estado de la misión para ayudar al operador en la toma de decisiones (Nam et al., 2009). Otra posibilidad es que la interfaz muestre toda la información y guíe la atención del operador hacia aquella que es crítica en cada momento de la misión (Scholtz et al., 2004). Una buena práctica en las interfaces de sistemas multi-robot es usar un mapa como agregador de la información de los diferentes agentes, ya que permite a los operadores mantener el conocimiento espacial de la misión (Adams et al., 2013). Por último, la tendencia se dirige hacia interfaces que se adaptan a las preferencias de los operadores, en lugar de operadores que se entrenan para usar las interfaces (Hocraffer et al., 2017).

7. Conclusiones

Este artículo analiza el estado del arte de los sistemas multi-robot desde una perspectiva amplia, abordando cinco aspectos clave de estos: misiones, flotas, operadores, interacción humano-sistema e interfaces. Los sistemas multi-robot son más eficaces, eficientes y flexibles que los robots que los componen, pero su control implica una serie de problemas de factores humanos como la carga de trabajo y la conciencia de la situación. La literatura revela dos formas de abordar estos retos: a través de la interacción humano-sistema y mediante el desarrollo de nuevas interfaces. En el primer caso, una elección adecuada de la arquitectura de control, el nivel de autonomía y el método de comando puede ser determinante. Y en el segundo, la utilización de interacciones multimodales, tecnologías inmersivas como las realidades virtual y aumentada y algoritmos adaptativos puede contribuir a facilitar el trabajo de los operadores.

La Figura 2 muestra el impacto de los conceptos abordados en este artículo según Web of Science. Estos conceptos se agrupan en seis categorías: operadores, interacción humano-sistema, flotas, robots, interfaces y tecnologías inmersivas.

Todos los conceptos se han buscado en inglés y junto con la palabra “robot” para hallar todas las referencias y evitar los falsos positivos.

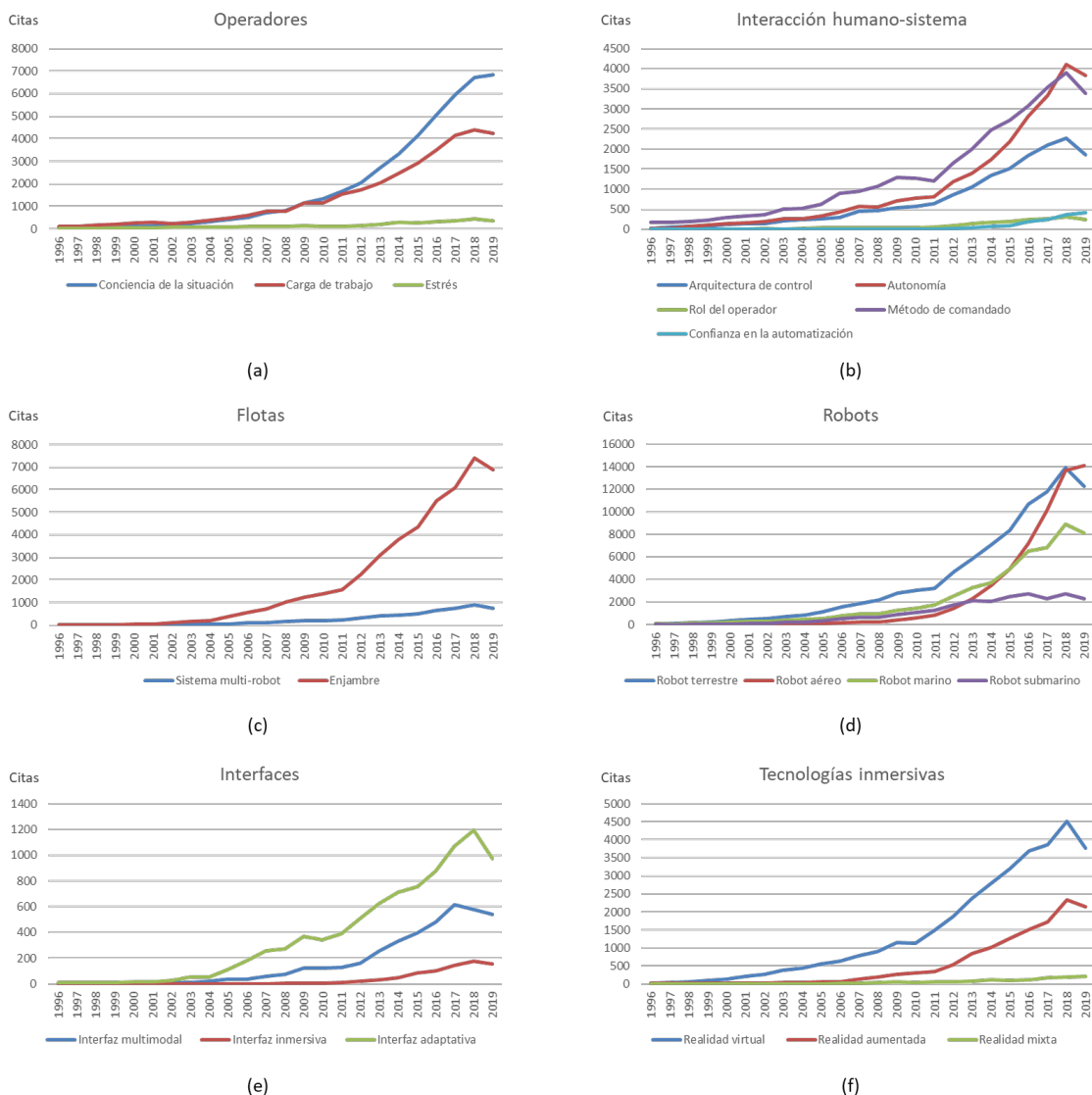


Figura 2: Impacto de los conceptos relacionados con los sistemas multi-robot según Web of Science.

La Figura 2 (a) muestra que la conciencia de la situación y la carga de trabajo son los problemas de factores humanos más relevantes en la actualidad. En concreto, la conciencia de la situación se ha destacado como el concepto más estudiado en la última década. Por su parte, la comparación de los conceptos de interacción humano-sistema de la Figura 2 (b) revela el dominio de la autonomía y el comando, quedando en un segundo plano la arquitectura de control y más atrás el resto de las variables.

En cuanto a las flotas, los enjambres dominan el mundo de la investigación (véase la Figura 2 (c)), a pesar de que los sistemas multi-robot tienen más aplicaciones en la actualidad. Con respecto a los robots, los aéreos han experimentado un desarrollo rápido hasta alcanzar a los terrestres, quedando ambos muy por delante de los marinos y submarinos (véase la Figura 2 (d)).

Como se muestra en la Figura 2 (e), los tres tipos de interfaces considerados en este artículo presentan tendencias

crecientes, pero la investigación en interfaces adaptativas es mayoritaria frente a las interfaces multimodales e inmersivas. Por último, la Figura 2 (f) revela que la realidad virtual se utiliza más que la realidad aumentada en las interfaces de robots, quedando la realidad mixta muy por debajo de ambas.

Las tendencias en el futuro de la investigación en sistemas multi-robot se pueden predecir a partir de esta información. Por un lado, los enjambres de robots saldrán de los laboratorios y se emplearán en nuevas aplicaciones. Por el otro, los drones ganarán en autonomía, tanto en la duración de vuelo como en la capacidad de navegación, y consolidarán su ventaja sobre los otros robots. El incremento del tamaño y la variabilidad de las flotas mantendrá activos los retos relacionados con la carga de trabajo y la conciencia de la situación de los operadores. Por lo tanto, los avances en las interfaces serán fundamentales para afrontar estos retos, incidiendo en dos líneas: la transferencia de funciones de los operadores a las interfaces, aprovechando el auge reciente de la inteligencia artificial y el aprendizaje

profundo, y la inmersión de los operadores en los entornos de las misiones, continuando el espectacular avance de las realidades virtual y aumentada en los últimos años.

Agradecimientos

Esta investigación ha recibido fondos de los proyectos SAVIER (Situational Awareness Virtual Environment) de Airbus; RoboCity2030-DIH-CM, Madrid Robotics Digital Innovation Hub, S2018/NMT-4331, financiado por los Programas de Actividades I+D de la Comunidad de Madrid y cofinanciado por los Fondos Estructurales de la UE; y DPI2014-56985-R (Protección Robotizada de Infraestructuras Críticas) financiado por el ministerio de Economía y Competitividad del Gobierno de España.

Referencias

- Abbadì, A. and Prenosil., 2015. Safe path planning using cell decomposition approximation. *Distance Learning, Simulation and Communication*, 8.
- Adams, B. and Suykens, F., 2013. Astute: Increased Situational Awareness through proactive decision support and adaptive map-centric user interfaces. 2013 IEEE European Intelligence and Security Informatics Conference (EISIC), 289-293.
- Almeida, L., Menezes, P. and Dias, J., 2017. Improving robot teleoperation experience via immersive interfaces. In 2017 4th IEEE Experiment@ International Conference (exp. at'17), 87-92.
- Arnold, K. P., 2016. The UAV Ground Control Station: Types, Components, Safety, Redundancy, and Future Applications. *International Journal of Unmanned Systems Engineering*, 4(1), 37.
- Ayaz, H., Shewokis, P. A., Bunce, S., Izzetoglu, K., Willems, B. and Onaral, B., 2012. Optical brain monitoring for operator training and mental workload assessment. *Neuroimage*, 59(1), 36-47.
- Beer, J., Fisk, A. D. and Rogers, W. A., 2014. Toward a framework for levels of robot autonomy in human-robot interactions. *Journal of Human-Robot Interaction*, 3(2), 74.
- Bourguet, M. L., 2003. Designing and Prototyping Multimodal Commands. *Interact*, 3, 717-720.
- Brutschy, A., Pini, G., Pincirolì, C., Birattari, M. and Dorigo, M., 2014. Self-organized task allocation to sequentially interdependent tasks in swarm robotics. *Autonomous agents and multi-agent systems*, 28(1), 101-125.
- Cantelli, L., Mangiameli, M., Melita, C. D. and Muscato, G., 2013. UAV/UGV cooperation for surveying operations in humanitarian demining. 2013 IEEE international symposium on safety, security, and rescue robotics (SSRR), 1-6.
- Chang, H. and Jin, T., 2013. Command fusion based fuzzy controller design for moving obstacle avoidance of mobile robot. *Future information communication technology and applications*, Springer, 905-913.
- Chen, J. Y. C., Haas, E. C. and Barnes, M. J., 2007. Human performance issues and user interface design for teleoperated robots. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 37(6), 1231-1245.
- Chen, J. Y. C., Barnes, M. J. and Harper-Sciari, M., 2011. Supervisory control of multiple robots: Human-performance issues and user-interface design. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 41(4), 435-454.
- Clark, C. M., 2005. Probabilistic road map sampling strategies for multi-robot motion planning. *Robotics and Autonomous Systems*, 53(3), 244-264.
- Cummings, M. L., Bruni, S., Mercier, S. and Mitchell, P. J., 2007. Automation architecture for single operator, multiple UAV command and control. Tech. Rep DTIC Document.
- Cummings, M. L. and Mitchell, P. J., 2008. Predicting controller capacity in supervisory control of multiple UAVs. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 38(2), 451-460.
- Cummings, M. L., Mastracchio, C., Thornburg, K. M. and Mkrtchyan, A., 2013. Boredom and distraction in multiple unmanned vehicle supervisory control. *Interacting with computers*, 25(1), 34-47.
- De Cubber, G., Doroftei, D., Serrano, D., Chintamani, K., Sabino, R. and Ourevitch, S., 2013. The EU-ICARUS project: developing assistive robotic tools for search and rescue operations. 2013 IEEE international symposium on safety, security, and rescue robotics (SSRR), 1-4.
- De Greeff, J., Hindriks, K., Neerinx, M. A. and Kruijff-Korbayova, I., 2015. Human-robot teamwork in USAR environments: the TRADR project. *Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction Extended Abstracts*, pp. 151-152.
- Dezfoulian, S. H., Wu, D. and Ahmad, I. S., 2013. A generalized neural network approach to mobile robot navigation and obstacle avoidance. *Intelligent Autonomous Systems*, Springer, 12, 25-52.
- Di, B., Zhou, R. and Duan, H., 2015. Potential field based receding horizon motion planning for centrality-aware multiple UAV cooperative surveillance. *Aerospace Science and Technology*, 46, 386-397.
- Dixon, S. R., Wickens, C. D. and Chang, D., 2005. Mission control of multiple unmanned aerial vehicles: A workload analysis. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society* 47(3), 479-487.
- Donmez, B., Nehme, C. and Cummings, M. L., 2010. Modeling workload impact in multiple unmanned vehicle supervisory control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 40(6), 1180-1190.
- Drury, J. L., Scholtz, J. and Yanco, H. A., 2003. Awareness in human-robot interactions. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 1, 912-918.
- Drury, J. L., Riek, L. and Rackliffe, N., 2006A. A decomposition of UAV-related situation awareness. *Proceedings of the 1st ACM SIGCHI/SIGART conference on Human-robot interaction*, 88-94.
- Drury, J. L., Richer, J., Rackliffe, N. and Goodrich, M. A., 2006B. Comparing situation awareness for two unmanned aerial vehicle human interfaces approaches. Technical report, Mitre Corp Bedford MA.
- Endsley, M. R., 1988A. Design and evaluation for situation awareness enhancement. *Proceedings of the human factors and ergonomics society annual meeting*, SAGE Publications, 32(2), 97-101.
- Endsley, M. R., 1988B. Situation awareness global assessment technique (SAGAT). *Proceedings of the IEEE 1988 National Aerospace and Electronics Conference (NAECON)*, 789-795.
- Endsley, M. R. and Garland, D. J., 2000. *Situation awareness analysis and measurement*. CRC Press.
- Endsley M. R., 1999. Level of automation effects on performance, situation awareness and workload in a dynamic control task. *Ergonomics*, 42(3), 462-492.
- Flushing, E. F., Gambardella, L. and Di Caro, G. A., 2012. Gis-based mission support system for wilderness search and rescue with heterogeneous agents. *Proc 2nd Workshop on robots and sensors integration in future rescue information system (ROSIN)*, IEEE/RSJ Int Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS).
- Foit, K., 2014. Mixed reality as a tool supporting programming of the robot. *Advanced Materials Research*, Trans Tech Publications, 1036, 737-742.
- Frische, F. and Lüdtkke, A., 2013. SA-tracer: A tool for assessment of UAV swarm operator SA during mission execution. 2013 IEEE International Multi-Disciplinary Conference on Cognitive Methods in Situation Awareness and Decision Support (CogSIMA), 203-211.
- Fuchs, C., Borst, C., de Croon, G. C., Van Paassen, M. M. and Mulder, M., 2014. An ecological approach to the supervisory control of UAV swarms. *International Journal of Micro Air Vehicles*, 6(4), 211-229.
- Galceran, E. and Carreras, M., 2013. A survey on coverage path planning for robotics. *Robotics and Autonomous Systems*, 61(12), 1258-1276.
- García, J. C., Patrão, B., Pérez, J., Seabra, J., Menezes, P., Dias, J. and Sanz, P. J., 2015. Towards an immersive and natural gesture controlled interface for intervention underwater robots. *IEEE OCEANS 2015-Genova*, 1-5.
- García, S. E., Slawiński, E., Mut, V., and Penizzotto, F., 2018. Collision avoidance method for multi-operator multi-robot teleoperation system. *Robotica*, 36(1), 78-95.
- Garzón, M., Valente, J., Zapata, D. and Barrientos, A., 2013. An aerial-ground robotic system for navigation and obstacle mapping in large outdoor areas. *Sensors*, 13(1), 1247-1267.
- Garzón, M., Valente, J., Roldán, J. J., Cancar, L., Barrientos, A. and Del Cerro, J., 2016. A multirobot system for distributed area coverage and signal searching in large outdoor scenarios. *Journal of Field Robotics*, 33(8), 1087-1106.
- Garzón, M., Valente, J., Roldán, J. J., Garzón-Ramos, D., de León, J., Barrientos, A. and del Cerro, J., 2017. Using ros in multi-robot systems: Experiences and lessons learned from real-world field tests. In *Robot Operating System (ROS)*, Springer, Cham, 449-483.
- Goerzen, C., Kong, Z. and Mettler, B., 2009. A survey of motion planning algorithms from the perspective of autonomous UAV guidance. *Selected papers from the 2nd International Symposium on UAVs*, Reno, Nevada, USA, Springer, 64-100.

- Goodrich, M. A. and Schultz, A. C., 2007. Human-robot interaction: a survey. Foundations and trends in human-computer interaction, 1(3), 203-275.
- Gregory, J., Fink, J., Stump, E., Twigg, J., Rogers, J., Baran, D., Fung, N. and Young, S., 2016. Application of multi-robot systems to disaster-relief scenarios with limited communication. In Field and Service Robotics, Springer, Cham, 639-653.
- Haas, E. C., Pillalamarri, K., Stachowiak, C. C. and Fields, M., 2011. Multimodal controls for soldier/swarm interaction. IEEE RO-MAN, 223-228.
- Hagiwara, Y., 2015. Cloud based VR system with immersive interfaces to collect multimodal data in human-robot interaction. 2015 IEEE 4th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), 256-259.
- Hart, S. G. and Staveland E.L., 1988. Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research. Advances in psychology, 52, 139-183.
- Hart, S. G., 2006. NASA-task load index (NASA-TLX); 20 years later. Proceedings of the human factors and ergonomics society annual meeting, Sage Publications Sage CA, Los Angeles, CA, 50(9), 904-908.
- Hobbs, A. and Herwitz, S. R., 2014. Human factors in the maintenance of unmanned aerial vehicle (UAV) swarm management. Applied Ergonomics, 58, 66-80.
- Hocraffer, A. and Nam, C. S. A meta-analysis of human-system interfaces in unmanned aerial vehicle (UAV) swarm management. Applied Ergonomics, 58, 66-80.
- Hong, A., 2016. Human-Robot Interactions for Single Robots and Multi-Robot Teams. PhD thesis, Department of Mechanical and Industrial Engineering, University of Toronto.
- Janchiv, A., Batsaikhan, D., hwan Kim, G. and Lee, S. G., 2011. Complete coverage path planning for multi-robots based on. 2011 11th IEEE International Conference on Control, Automation and Systems, 824-827.
- Jasper, P., Sibley, C. and Coyne, J. Using Heart Rate Variability to Assess Operator Mental Workload in a Command and Control Simulation of Multiple Unmanned Aerial Vehicles. Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, SAGE Publications Sage CA, Los Angeles, CA, 60(1), 1125-1129.
- Jia, X. and Meng, M. Q. H., 2013. A survey and analysis of task allocation algorithms in multi-robot systems. 2013 IEEE International Conference on Robotics and biomimetics (ROBIO), 2280-2285.
- Jiang, Y., 2016. A survey of task allocation and load balancing in distributed systems. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 27(2), 585-599.
- Johannsmeier, L. and Haddadin, S., 2016. A hierarchical human-robot interaction-planning framework for task allocation in collaborative industrial assembly processes. IEEE Robotics and Automation Letters, 2(1), 41-48.
- Kapoutsis, A. C., Chatzichristofis, S. A., Doitsidis, L., de Sousa, J. B., Pinto, J., Braga, J. and Kosmatopoulos, E. B., 2016. Real-time adaptive multi-robot exploration with application to underwater map construction. Autonomous robots, 40(6), 987-1015.
- Kavitha, S., Veena, S. and Kumaraswamy, R., 2015. Development of automatic speech recognition system for voice activated Ground Control system. 2015 IEEE International Conference on Trends in Automation, Communications and Computing Technology (I-TACT-15), pp. 1-5.
- Khaleghi, A. M., Xu, D., Minaeian, S., Li, M., Yuan, Y., Liu, J., Son, Y. J., Vo, C., Mousavian, A. and Lien, J. M., 2014. A comparative study of control architectures in UAV/UGV-based surveillance system. Proceedings of the IIE Annual Conference, Institute of Industrial and Systems Engineers (IISE), 3455.
- Khamis, A., Hussein, A. and Elmogay, A., 2015. Multi-robot Task Allocation: A Review of the State-of-the-Art. Cooperative Robots and Sensor Networks, Springer, 31-51.
- Kirchner, E. A., Kim, S. K., Tabie, M., Wöhrle, H., Maurus, M. and Kirchner, F., 2016. An intelligent man-machine interface - Multi-robot control adapted for task engagement based on single-trial detectability of P300. Frontiers in human neuroscience, 10, 291.
- Kolling, A., Nunnally, S. and Lewis, M., 2012. Towards human control of robot swarms. Proceedings of the seventh annual ACM/IEEE international conference on human-robot interaction, 89-96.
- Kothari, M., Postlethwaite, I. and Gu, D. W. Multi-UAV path planning in obstacle rich environment using rapidly-exploring random trees. Proceedings of the 48 IEEE Conference on Decision and Control, 3069-3074.
- Kruijff-Korbayová, I., Colas, F., Gianni, M., Pirri, F., de Greeff, J., Hindriks, K., Neerinx, M., Ögren, P., Svoboda, T. and Worst, R., 2015. Tradr project: Long-term human-robot teaming for robot assisted disaster response. KI-Künstliche Intelligenz, 29(2), 193-201.
- Kurniawan, H., Maslov, A. V. and Pechenizkiy, M., 2013. Stress detection from speech and galvanic skin response signals. IEEE 26th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), 209-214.
- Lang, R. G., da Silva, I. N., Romero, R. A. F., 2014. Development of distributed control architecture for multi-robot systems. IEEE 2014 Joint Conference on Robotics: SBR-LARS Robotics Symposium and Robocontrol, 163-168.
- Larochelle, B., Kruijff, G. J. M., Smets, N., Mioch, T. and Groenewegen, P., 2011. Establishing human situation awareness using a multi-modal operator control unit in an urban search & rescue human-robot team, IEEE, 229-234.
- Lesire, C., Infantes, G., Gateau, T. and Barbier, M., 2016. A distributed architecture for supervision of autonomous multi-robot missions. Autonomous Robots, 40(7), 1343-1362.
- Lindemuth, M., Murphy, R., Steimle, E., Armitage, W., Dreger, K., Elliot, T., Hall, M., Kalyadin, D., Kramer, J., Palankar, M. and Pratt, K., 2011. Sea robot-assisted inspection. IEEE robotics & automation magazine, 18(2), 96-107.
- Lysaght, R. J., 1989. Operator workload: Comprehensive review and evaluation of operator workload methodologies. Tech. Rep. DTIC Document.
- Mantecón, T., del Blanco, C. R., Jaureguizar, F. and García, N., 2014. New generation of human machine interfaces for controlling UAV through depth-based gesture recognition. Unmanned Systems Technology XVI, International Society for Optics and Photonics, 9084.
- Marino, A., Parker, L. E., Antonelli, G. and Caccavale, F., 2013. A decentralized architecture for multi-robot systems based on the null-space-behavioral control with application to multi-robot border patrolling. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 71(3-4), 423-444.
- Martín-Barrio, A., Terrile, S., Barrientos, A. and del Cerro, J., 2018. Hyper-Redundant Robots: Classification, State-of-the-Art and Issues. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, 15(4), 351-362.
- Martín-Barrio, A., Roldán, J. J., Terrile, S., del Cerro, J. and Barrientos, A., 2019. Application of Immersive Technologies and Natural Language to Hyper-Redundant Robot Teleoperation. Virtual Reality, 1-15.
- Martins, H., Oakley, I. and Ventura, R., 2015. Design and evaluation of a head-mounted display for immersive 3D teleoperation of field robots. Robotica, 33(10), 2166-2185.
- Matellán, V. and Borrajo, D., 2001. ABC2 an agenda based multi-agent model for robots control and cooperation. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 32(1), 93-114.
- McCarley, J.S. and Wickens, C. D., 2005. Human factors implications of UAVs in the national airspace. University of Illinois at Urbana-Champaign, Aviation Human Factors Division.
- McDuff, D., Gontarek, S. and Picard, R., 2014. Remote measurement of cognitive stress via heart rate variability. 36th Annual International Conference on the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2957-2960.
- Menda, J., Hing, J. T., Ayaz, H., Shewokis, P. A., Izzetoglu, K., Onaral, B. and Oh, P., 2011. Optical brain imaging to enhance UAV operator training, evaluation, and interface development. Journal of intelligent & robotic systems, 61(1-4), 423-443.
- Monajjemi, V. M., Pourmehri, S., Sadat, S. A., Zhan, F., Wawerla, J., Mori, G. and Vaughan, R., 2014. Integrating multi-modal interfaces to command UAVs. Proceedings of the 2014 ACM/IEEE international conference on Human-robot interaction, 106-106.
- Moore, J., Wolfe, K. C., Johannes, M. S., Katyal, K. D., Para, M. P., Murphy, R. J., Hatch, J., Taylor, C. J., Bamberger, R. J. and Tunstel, E., 2016. Nested marsupial robotic system for search and sampling in increasingly constrained environments. 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2279-2286.
- Mosteo, A. R. and Montano, L., 2010. A survey of multi-robot task allocation. Technical Report No. AMI-009-10-TEC, Instituto de Investigación en Ingeniería de Aragón, University of Zaragoza, Zaragoza, Spain.
- Murphy, R. R., 2004. Human-robot interaction in rescue robotics. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 34(2), 138-153.
- Nagi, J., Giusti, A., Di Caro, G. A. and Gambardella, L. M., 2014. Human control of UAVs using face pose estimates and hand gestures. 2014 9th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI), 1-2.
- Nam, C. S., Johnson, S., Li, Y. and Seong, Y., 2009. Evaluation of human-agent user interfaces in multi-agent systems. International Journal of Industrial Ergonomics, 39(1), 192-201.
- Nestmeyer, T., Giordano, P. R., Bühlhoff, H. H. and Franchi, A., 2017. Decentralized simultaneous multi-target exploration using a connected network of multiple robots. Autonomous Robots, 41(4), 989-1011.

- Olewi, B. K., Al-Jarrah, R., Roth, H. and Kazem, B. I., 2014. Multi objective optimization of trajectory planning of non-holonomic mobile robot in dynamic environment using enhanced GA by fuzzy motion control and A*. International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence, Springer, Cham, 34-49.
- Olson, W. A. and Sarter, N. B., 2000. Automation management strategies: Pilot preferences and operational experiences. The International Journal of Aviation Psychology, 10(4), 327-341.
- Parasuraman, R., Sheridan, T. B. and Wickens, C. D., 2000. A model for types and levels of human interaction with automation. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 30(3), 286-297.
- Pedrotti, M., Mirzaei, M. A., Tedesco, A., Chardonnet, J. R., Mérenne, F., Benedetto, S. and Baccino, T., 2014. Automatic stress classification with pupil diameter analysis. International Journal of Human-Computer Interaction, 30(3), 220-236.
- Peppoloni, L., Brizzi, F., Avizzano, C. A. and Ruffaldi, E., 2015. Immersive ROS-integrated framework for robot teleoperation. 2015 IEEE Symposium on 3D Interfaces (3DUI), 177-178.
- Ramírez-Atencia, C., Bello-Organ, G., R-Moreno, M. D. and Camacho, D., 2015. Performance evaluation of multi-uav cooperative mission planning models. Computational Collective Intelligence, Springer, Cham, 203-212.
- Ramírez-Atencia, C., Bello-Organ, G., R-Moreno, M. D. and Camacho, D., 2017. Solving complex multi-UAV mission planning problems using multi-objective genetic algorithms. Soft Computing, 21(17), 4883-4900.
- Recchiuto, C. T., Sgorbissa, A. and Zaccaria, R., 2016. Visual feedback with multiple cameras in a UAVs Human-Swarm Interface. Robotics and Autonomous Systems, 80, 43-54.
- Rodríguez-Fernández, V., Menéndez, H. D. and Camacho, D., 2016. Automatic profile generation for uav operators using a simulation-based training environment. Progress in Artificial Intelligence, 5(1), 37-46.
- Roldán, J. J., García-Aunon, P., Garzón, M., de León, J., del Cerro, J. and Barrientos, A., 2016A. Heterogeneous multi-robot system for mapping environmental variables of greenhouses. Sensors, 16(7), 1018.
- Roldán, J. J., Lansac, B., del Cerro, J. and Barrientos, A., 2016B. A proposal of multi-UAV mission coordination and control architecture. Robot 2015: Second Iberian robotics conference, Springer, Cham, 597-608.
- Roldán, J. J., del Cerro, J. D. and Barrientos, A., 2016C. Multiple Robots, Single Operator: Considerations About Information and Commanding. RoboCity16: Open Conference on Future Trends in Robotics, 259-266.
- Roldán, J. J., Peña-Tapia, E., Martín-Barrio, A., Olivares-Méndez, M. A., del Cerro, J. and Barrientos, A., 2017. Multi-robot interfaces and operator situational awareness: Study of the impact of immersion and prediction. Sensors, 17(8), 1720.
- Roldán, J. J., Olivares-Méndez, M. A., del Cerro, J. and Barrientos, A., 2018A. Analyzing and improving multi-robot missions by using process mining. Autonomous Robots, 42(6), 1187-1205.
- Roldán, J. J., Del Cerro, J. and Barrientos, A., 2018B. Should We Compete or Should We Cooperate? Applying Game Theory to Task Allocation in Drone Swarms. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 5366-5371.
- Roldán, J. J., Peña-Tapia, E., Garzón-Ramos, D., de León, J., Garzón, M., del Cerro, J. and Barrientos, A., 2019A. Multi-robot Systems, Virtual Reality and ROS: Developing a New Generation of Operator Interfaces. Robot Operating System (ROS), Springer, Cham, 29-64.
- Roldán, J. J., Peña-Tapia, E., García-Aunon, P., del Cerro, J. and Barrientos, A., 2019B. Bringing Adaptive and Immersive Interfaces to Real-World Multi-Robot Scenarios: Application to Surveillance and Intervention in Infrastructures. IEEE Access, 7, 86319-86335.
- Roldán, J. J., Díaz-Maroto, V., Real, J., Palafox, P. R., Valente, J., Garzón, M. and Barrientos, A., 2019C. Press Start to Play: Classifying Multi-Robot Operators and Predicting Their Strategies through a Videogame. Robotics, 8(3), 53.
- Román-Ibáñez, V., Pujol-López, F. A., Mora-Mora, H., Pertegal-Felices, M. L. and Jimeno-Morenilla, A., 2018. A low-cost immersive virtual reality system for teaching robotic manipulators programming. Sustainability, 10(4), 1102.
- Rosen, E., Whitney, D., Phillips, E., Ullman, D. and Tellex, S., 2018. Testing robot teleoperation using a virtual reality interface with ROS reality. Proceedings of the 1st International Workshop on Virtual, Augmented, and Mixed Reality for HRI (VAM-HRI), 1-4.
- Ruano, S., Cuevas, C., Gallego, G. and García, N., 2017. Augmented reality tool for the situational awareness improvement of UAV operators. Sensors, 17(2), 297.
- Ruiz, J. J., Viguria, A., Martínez-de-Dios, J. R. and Ollero, A. Immersive displays for building spatial knowledge in multi-UAV operations. 2015 IEEE International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 1043-1048.
- Ruff, H. A., Narayanan, S. and Draper, M. H., 2002. Human interaction with levels of automation and decision-aid fidelity in the supervisory control of multiple simulated unmanned air vehicles. Presence: Teleoperator Virtual Environ., 11(4), 335-351.
- Sampedro, C., Bavlle, H., Sanchez-Lopez, J. L., Fernández, R. A. S., Rodríguez-Ramos, A., Molina, M. and Campoy, P., 2016. A flexible and dynamic mission planning architecture for uav swarm coordination. 2016 IEEE International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 355-363.
- Scheggi, S., Aggravi, M., Morbidi, F. and Prattichizzo, D., 2014. Cooperative human-robot haptic navigation. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2693-2698.
- Schneider, E., Sklar, E. I., Parsons, S. and Özgelen, A. T., 2015. Auction-based task allocation for multi-robot teams in dynamic environments. Conference Towards Autonomous Robotic Systems, Springer, Cham, 246-257.
- Scholtz, J., 2003. Theory and evaluation of human robot interactions. Proceedings of the 36th Annual Hawaii International Conference on System Sciences, IEEE, 10.
- Scholtz, J., Young, J., Drury, J. L. and Yanco, H. A., 2004. Evaluation of human-robot interaction awareness in search and rescue. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation 2004 (ICRA'04), 3, 2327-2332.
- Schultze-Kraft, M., Dähne, S., Gugler, M., Curio, G. and Blankertz, B., 2016. Unsupervised classification of operator workload from brain signals. Journal of neural engineering, 13(3), 036008.
- Sheridan, T. B. and Verplank, W. L., 1978. Human and computer control of undersea teleoperators. Tech. rep. DTIC Document.
- Sheridan, 2002. Humans and automation: System design and research issues. John Wiley & Sons.
- Shimizu, M. and Takahashi, T., 2013. Training platform for rescue robot operation and pair operations of multi-robots. Advanced Robotics, 27(5), 385-391.
- Simpson, B. D., Bolia, R. S. and Draper, M. H., 2013. Spatial audio display concepts supporting situation awareness for operators of unmanned aerial vehicles. Human Performance, Situation Awareness, and Automation: Current Research and Trends HPSAA II, Volumes I and II, 2, 61.
- Slawinski, E., Mut, V. A., Fiorini, P. and Salinas, L. R., 2011. Quantitative absolute transparency for bilateral teleoperation of mobile robots. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 42(2), 430-442.
- Soares, J., Vale, A. and Ventura, R., 2015. A multi-purpose rescue vehicle and a human-robot interface architecture for remote assistance in ITER. Fusion Engineering and Design, 98, 1656-1659.
- Teichteil-Königsbuch, F. and Fabiani, P., 2007. A multi-thread decisional architecture for real-time planning under uncertainty. 3rd ICAPS'07 Workshop on Planning and Plan Execution for Real-World Systems.
- Tsokas, N. A. and Kyriakopoulos, K. J., 2012. Multi-robot multiple hypothesis tracking for pedestrian tracking. Autonomous Robots, 32(1), 63-79.
- Tully, S., Kantor, G. and Choset, H., 2010. Leap-frog path design for multi-robot cooperative localization. Field and service robotics, 307-317.
- Ulam, P., Endo, Y., Wagner, A. and Arkin, R., 2006. Integrated mission specification and task allocation for robot teams-part 2: Testing and evaluation. GEORGIA INST OF TECH ATLANTA COLL OF COMPUTING.
- Valente, J., Sanz, D., Barrientos, A., Cerro, J. D., Ribeiro, Á. and Rossi, C., 2011. An air-ground wireless sensor network for crop monitoring. Sensors, 11(6), 6088-6108.
- Yan, Z., Jouandeau, N. and Cherif, A. A., 2013. A survey and analysis of multi-robot coordination. International Journal of Advanced Robotics Systems, 10(12), 399.
- Yang, L., Qi, J., Song, D., Xiao, J., Han, J. and Xia, Y., 2016A. Survey of robot 3D path planning algorithms. Journal of Control Science and Engineering, 5.
- Yang, X. J., Wickens, C. D. and Hölttä-Otto, K., 2016. How users adjust trust in automation: Contrast effect and hindsight bias. Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, SAGE Publications Sage CA, Los Angeles, CA, 60(1), 196-200.
- Yew, A. W. W., Ong, S. K. and Nee, A. Y. C., 2017. Immersive augmented reality for the teleoperation of maintenance robots. Procedia CIRP, 61, 305-310.
- Zhang, Y., Gong, D. W. and Zhang, J. H., 2013. Robot path planning in uncertain environment using multi-objective particle swarm optimization. Neurocomputing, 103, 172-185.